

文章编号: 0253-2239(2008)03-0454-08

一种稳健的特征点配准算法

刘贵喜 刘冬梅 刘凤鹏 周亚平

(西安电子科技大学自动控制系, 陕西 西安 710071)

摘要 为了能准确快速提取特征和可靠匹配特征点对, 提出一种稳健的基于特征点的配准算法。首先改进了 Plessey 角点检测算法, 有效提高所提取特征点的速度和精度。然后利用相似测度归一化互相关(Normalized cross correlation, NCC), 通过双向最大相关系数匹配的方法提取出初始特征点对, 用随机采样符合法(Random sample consensus, RANSAC)来剔除伪特征点对, 实现特征对的精确匹配。最后用正确匹配特征点对实现图像的配准。实验表明, 该方法能够快速准确地提取两幅图像间的对应特征点, 大大降低了误匹配的概率, 两幅图像光照不一致、重复性纹理、旋转角度比较大等较难自动匹配情形下, 仍能有效地实现图像的配准。

关键词 图像处理; 图像配准; 特征点匹配; 角点检测; 双向最大相关系数法; 随机采样符合法
中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A

A Robust Image Registration Algorithm Based on Feature Points Matching

Liu Guixi Liu Dongmei Liu Fengpeng Zhou Yaping

(Department of Automation, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract To extract exactly feature points and match reliably feature point pairs, a robust image registration method based on feature points matching is proposed. Firstly, corners are extracted with the improved Plessey operator which can improve the precision and speed of the feature points extraction, the initial feature point pairs are extracted with the methods of normalized cross correlation (NCC) and bidirectional greatest correlative coefficient (BGCC), and the false feature point pairs are rejected by the random sample consensus (RANSAC) algorithm. Finally, the correct matching feature point pairs are used to realize image registration. The experimental results indicate that this method can fast and accurately extract the corresponding feature points between two images and greatly reduce the probability of false feature points matching. Image registration can be carried out effectively even under various conditions of different light, bigger rotation, and repetitive texture.

Key words image processing; image registration; feature points matching; corner detector; bidirectional greatest correlative coefficient; random sample consensus

1 引 言

图像配准是确定同一场景、不同时间、不同视点或者不同成像方式的两幅图像之间的几何变换参量的技术。它是视频压缩与编码、图像超分辨率复原、模式识别、图像融合、运动目标检测等中的一项关键技术, 在导航、地图与地形配准、自然资源分析、天气预报、环境监测、生理病变等许多领域有重要的应用价值。它依据一些相似性度量来决定图像间的变换参量, 使从不同传感器、不同视角、不同时间获取的同一场景的两幅或多幅图像, 变换到同一坐标系

下, 在像素层上得到最佳匹配的过程。

图像配准的方法大致可以分为三类: 基于灰度信息的图像配准方法、基于特征的图像配准方法和基于变换域的图像配准方法。基于特征的图像配准方法是目前最常用的方法之一, 其最大的优点是能够将对整个图像进行的各种分析转化为对图像特征(特征点、特征曲线等)的分析, 从而大大减小了图像处理过程的运算量, 对灰度变化、图像变形以及遮挡等都有较好的适应能力。

Szeliski^[1]以手动确定至少 4 对特征点, 并以特

收稿日期: 2007-07-18; 收到修改稿日期: 2007-09-05

基金项目: 部委基金项目(9140A17080407DZ0101)、部委十一五预研项目(51316060205)资助课题。

作者简介: 刘贵喜(1966—), 男, 山东人, 教授, 博士, 主要从事图像处理、信息融合、智能控制等方面的研究。

E-mail: gxliu@xidian.edu.cn

征点像素的亮度误差构造优化函数来估计图像间的点变换关系,由于以特征点像素的亮度误差构造优化函数,因而对图像的光照变化非常敏感。Yang 等^[2]利用角点集的凸包概念来解决仿射变换下的图像配准和场景识别问题,该方法为离散角点的对应匹配提出了一个新的思路,但它只适合易于提取特征轮廓的简单场景,且要求点集的凸包能够反映目标物的轮廓特征,这对于普遍意义的图像配准问题显然是不现实的。Zhang 等^[3]提出基于 SUSAN (Smallest univalue segment assimilating nucleus) 算法的自动配准方法,该算法分成粗细两级匹配,其对于影像的出界点(Outliers)大于 50% 以上时难以配准,而且 SUSAN 算法在实际应用中对噪声比较敏感,特征点的定位准确度不高。Zhang 等^[4]提出的基于极线约束的匹配方法首先使用传统方法提取图像角点,以固定大小的窗口选取角点的领域,用互相关建立起匹配集,通过稳健地估计基本矩阵恢复极线几何,最后利用该极线约束对初始匹配集做筛选,得到可靠的匹配集。该方法在两幅图之间平移变换时,匹配结果较好,但当存在旋转、伸缩和尺度变换时匹配效果较差。

基于现有图像配准算法处理图像时速度慢且在特定情况下适应性较差、对特征要求严格的缺陷,给出了从特征点提取、匹配到图像间变换估计的稳健的配准算法。首先改进 Plessey 角点检测法:一方面用一种能够更准确提取角点的角点响应函数式,同时利用窗口抑制非最大法、阈值设置以及边界模板加快了角点提取的速度和所取角点的合理性,另外采用二次多项式来逼近角点反应函数找到角点的亚像素级精确位置。用双向最大相关系数进行粗匹配时,为了补偿两幅图像由于光照产生的不同,将原图与经过中值滤波图像相减的结果作为操作的对象。稳健性的随机采样符合法(Random sample consensus, RANSAC)有效剔除了伪匹配对的干扰,实现特征点对的精匹配。引入归一化坐标处理使算法更加稳定,直接线性变换(Direct linear transformation, DLT)算法计算出准确稳定的投影变换矩阵。与前述算法相比,本算法适应性强、速度快,对于两幅图像光照不一致、重复性纹理、旋转角度比较大等较难自动匹配情况能得到良好的效果。

2 特征点自动提取

2.1 角点的提取

角点检测算法^[5]主要分基于边缘和基于灰度两

类提取算法,由于前者对边缘的提取依赖性比较大,如果检测到的边缘发生错误或是边缘线发生中断(在实际中经常会遇到这种情况),则会对角点提取结果造成较大影响。而基于灰度提取算法主要通过计算局部范围内灰度和梯度变化剧烈的极大点来达到检测目的,无需进行边缘提取,因而在实际中得到了广泛应用。其中最具代表性的几种角点检测有:Moravec 算子角点检测、Forstner 算子角点检测、Susan 检测算法、Harris 角点检测算法。Plessey 角检测器在一致性和有效性方面均具有优良的性能,所提取的兴趣点具有旋转、平移不变性,稳定性好等优点。

Plessey 角点检测算法^[6]的基本思想是利用图像的灰度变化率确定角点,该方法通过计算一个与图像的自相关函数相联系的矩阵 M 的特征值,即自相关函数的一阶曲率来判定该点是否为角点,如果两个曲率值都高,那么就认为该点是角点。

Plessey 角点检测算子定义任意方向上的自相关值 $E(u, v)$ 为

$$E(u, v) \cong [u \quad v] \mathbf{M} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} A & C \\ C & B \end{bmatrix} = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) * \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中 I_x 、 I_y 分别为图像 x 、 y 方向的梯度值, $w(x, y)$ 为高斯滤波器, $*$ 表示卷积运算。 \mathbf{M} 为 2×2 的对称矩阵,因此必然存在 2 个特征值 λ_1 和 λ_2 ,特征值反映了图像像素的特征性,即如果点 (x, y) 为一特征点,那么关于这个点的 \mathbf{M} 矩阵的 2 个特征值都是正值,并且它们是以 (x, y) 为中心的区域中的局部最大值,则特征点可用评价函数表示为

$$R = \det(\mathbf{M}) - k \operatorname{tr}^2(\mathbf{M}), \quad (2)$$

其中 $\det(\mathbf{M}) = \lambda_1 \lambda_2$ 、 $\operatorname{tr}(\mathbf{M}) = \lambda_1 + \lambda_2$, \det 为矩阵的行列式, tr 为矩阵的迹(矩阵对角线元素的和)。设定一个合理的阈值 T ,当由(2)式算出的 R 大于该阈值时,则表示找到了一个角点,否则就不是。特征点一般是局部范围内的极大兴趣值对应的像素点。因此,在计算完各点的 R 值后,要进行非极大值抑制,提取原始图像中所有局部兴趣值最大的点。其中 k 是一实验值,一般 $k = 0.04 \sim 0.06$ 。

2.2 改进的 Plessey 角点检测算法实现及实验分析

针对原始的 Plessey 角点检测单一阈值设定、定位精度低以及实时性差等一些缺陷,本文提出了

几点改进。从而从图像中提取出尽可能多又定位精确的点特征,同时加快提取角点的速度。

1)对图像的每一个点计算其在横向和纵向的一阶导数以及两者的乘积,得到 3 幅新的图像。在图像处理中不易求得偏导数,利用 3×3 卷积核与原图像做卷积便可求得原图像每一点的偏导数。为了减少图像噪声对提取角点的影响,对这 3 幅图像进行高斯滤波。

2)根据角点响应函数式计算原图像上对应的每个像素的 R 值。原始 Plessey 角点响应函数式中的 k 值是一个经验常数,随意性较大,造成角点提取可靠性的降低,在图片状况不一的情况下,容易影响到角点提取的准确性。考虑到 R 实质是角点检测信号,行列式的值大、迹的值小为角点信号,反之为边缘信号的特点。因此采用如下比值法计算角点响应函数

$$R = \frac{\det(M)}{\text{tr}(M) + \epsilon}, \tag{3}$$

(为了避免矩阵迹有时可能为零在分母中补加很小的数 ϵ),与 Plessey 角点检测中提出的响应函数相比,它避免参量 k 的选取,减少了 k 选择的随机性,具有实用性,可靠性好,准确度高。

3)选取局部极值点,一般都是选择一个适当的

阈值,然后将兴趣值大于该阈值的像元作为特征像元,兴趣值小于阈值的像元,则被筛选掉。这种做法虽然简单易实现,但单一阈值的选取对于非均质图像来说可能导致部分特征点也被筛选掉。为了克服这一缺陷,本文采用图像中窗口内抑制非最大的方式结合阈值的设定来进行特征点的筛选。在图像中选取一个适当的窗口,将窗口中兴趣值最大的像元保留,而将窗口中其余像元删去,移动窗口对整幅图像的进行筛选。局部极值点的数目往往很多,根据要求设定一合理的阈值选出兴趣值最大的若干个点作为最后的结果。另外,为了加快提取的速度,采用边界模板将对匹配作用不大的边界角点排除。

图 1 是运用无阈值算法、原 Plessey 角点提取和本文所用方法的对比图(+表示提取到的角点),图 1(c)兴趣阈值为最大兴趣值的 0.001,共得角点 264 个,图中提取前 156 个最大兴趣值;图 1(b)和图 1(d)参量设置:抑制非最大窗口为 7×7 ,阈值设为 1200,高斯低通滤波器模板大小为 6×6 ,标准差 $\sigma=2$ 。实验条件:P4 3.0 GHz, 512 MB, WINXP, Matlab7.0。

由图 1(b)和图 1(c)可看到对后续匹配无用的边界角点被提取出来,而图 1(d)图中边界角点已基本排除。

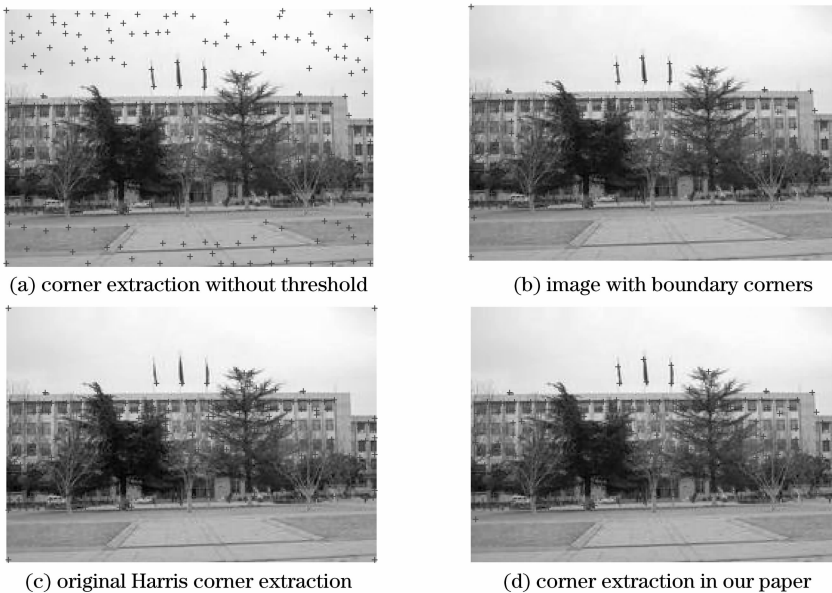


图 1 不同算法角点提取图

Fig. 1 Corner extraction using different algorithms

从表 1 可以看出,本文采用的角点提取算法与无阈值提取算法相比较,在运算速度和后续的匹配率上都有所提高,与原 Plessey 角点检测相比时间上有了很大的提高,提取的角点性能更好、提取的速度更快。

4)亚像素角点定位,本文中采用二次多项式

$ax^2 + by^2 + cxy + dx + ey + f = R(x, y)$ 来逼近角点响应函数 R ,实现角点的亚像素级精确位置。用已经检测出来的角点周围的像素点可以建立含有 $a \sim f$ 6 个未知量的超定方程组,运用最小二乘法求解这个超定方程,亚像素级角点对应的是二次多项式的极大值点。

表 1 角点提取的比较
Table 1 Comparisons of corner extraction

Algorithms	Number of corners /pixel	Corner performance	Time for corner extraction /s
Corner extraction without threshold	368	Having many false corners	0.688
Original Plessey corner extraction	156	Non-uniform corner distribution and omitting some corners	1.125
Corner extraction in this paper	136	Uniform corner distribution and having few false corners	0.25

3 特征点匹配

对两幅图像提取的特征点中有相当多的冗余点,如果不去除这些冗余的特征点将会导致匹配参量的误差,甚至导致匹配失败。选择合适的点匹配准则寻找对应特征对,是实现图像配准正确性和精确度的重要保证,常用的角点匹配算法有 Hausdorff 距离法、松弛标记法、确定性退火算法以及迭代最近点算法(Iterative closest point, ICP)。本文提出的匹配算法分为两步:利用双向最大相关系数(Bidirectional greatest correlative coefficient,

BGCC)进行粗匹配;然后用随机采样符合法对其进行提纯,实现图像的精匹配。该方法在去除冗余特征点的同时能准确提取正确的匹配特征点对。

3.1 双向最大相关系数粗匹配

粗匹配用双向最大相关系数的方法,建立一个相似测度归一化互相关(Normalized cross correlation, NCC)^[7],只有当两角点均是相对于对方相似度量值最大时才认为匹配成功。

相关系数定义如下:

$$C_{ij} = \sum_{k=-n}^n \sum_{l=-n}^n \frac{[I_1(u_i^1 + k, v_i^1 + l) - \bar{I}_1(u_i^1, v_i^1)] \times [I_2(u_j^2 + k, v_j^2 + l) - \bar{I}_2(u_j^2, v_j^2)]}{(2n+1)(2n+1) \sqrt{\sigma_i^2(I_1) \times \sigma_j^2(I_2)}}, \quad (4)$$

I_1, I_2 为两幅图像的灰度; $n \times n$ 是窗口的大小; 设第一幅图像中的角点为 $d_i, i = 1, \dots, m$, 第二幅图像中的角点为 $d_j, j = 1, \dots, n$, 则 (u_i^1, v_i^1) 和 (u_j^2, v_j^2) 分别为两幅图中第 i 个和第 j 个待匹配的特征点。 $\bar{I}(u, v)$ 是角点窗口区域的平均灰度值

$$\bar{I}(u, v) = \frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n I(u+i, v+j)}{(2n+1)(2n+1)}, \quad (5)$$

窗口区域的标准方差

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=-n}^n \sum_{j=-n}^n I^2(u+i, v+j)}{(2n+1)(2n+1)} - \bar{I}^2(u, v)}, \quad (6)$$

用双向最大相关系数算法进行角点的粗匹配具体为:

1) 以图像 I_1 中的任意一个角点为中心选取一个 $n \times n$ 的相关窗口, 在 I_2 中以与 I_1 中的角点具有相同坐标的像素点为中心选取一个大小为 $dl \times dh$ 的矩形搜索区域, 然后对 I_1 中的角点与 I_2 中搜索窗口区域内每一个角点计算相关系数 C_{ij} , 将相关系数最大的角点作为 I_1 给定角点的匹配点, 得到一组匹配点集。

2) 同样, 给定图像 I_2 中的任意一个角点, 搜索图

像 I_1 中对应的窗口区域内与之相关系数最大的角点作为 I_2 给定角点的匹配点, 得到一组匹配点集。

3) 最后在得到的两组匹配点集中搜索相同的匹配角点对, 认为该角点对是相互匹配对应的, 至此, 完成了角点的初始匹配。

为了补偿两幅图像由于光照产生的不同, 将图像用 7×7 的中值滤波器进行平滑, 然后将原图与经过滤波的图像相减的结果作为操作的对象。

3.2 随机采样法精匹配

如果仅使用双向最大相关系数进行匹配就会产生错误的匹配对, 有时错误匹配的比例会非常高, 严重干扰了变换矩阵的估计, 导致图像配准失败。因此, 必须对特征点对加以校正, 去掉错误的匹配对。文中随机采样符合法进行精匹配。

随机采样符合法^[8]基本思想: 首先根据具体问题设计出某种目标函数, 然后通过反复提取最小点集估计该函数中参量的初始值, 利用这些初始参量值把所有的数据分为所谓的“内点”(inliers, 即满足估计参量的点)和“出格点”(outliers, 即不满足估计参量的点), 最后反过来用所有的“内点”重新计算和估计函数的参量。具体作法是, 在输入数据中采样

所谓的最小点集,并利用每次取样所得到的最小点集估计出所要确定的参量,同时根据一定的判别准则来判别输入数据中哪些是与该组参量相一致,即“内点”,哪些是不一致的,即“出格点”。如此迭代一定的次数之后,将对应输入数据中“内点”比例最高的所估计出的参量值作为最终的参量估计值。

随机采样符合算法的具体描述过程如下:

- 1) $N=1, \text{trialcount}=0$;
- 2) 如果 $N > \text{trialcount}$, 转 3), 否则输出 H ;
- 3) 随机选取不重复四点, $\text{count}++$;
- 4) 若有三点共线且 $\text{count} < \text{maxDataTrials}$, 转 3), 否则转 5);
- 5) 计算变换矩阵 H , 记录 $\text{dis} < t$ 的匹配内点 inliers, 统计内点个数 ninliers;
- 6) 若 $\text{ninliers} > \text{bestscore}$, 则 $\text{bestscore} = \text{ninliers}$, $\text{bestinliers} = \text{inliers}$, 计算采样次数 N , $\text{trialcount}++$, 转 7);
- 7) 若 $\text{trialcount} > \text{maxTrials}$, 输出 H ; 否则转 2)。

算法中: trialcount 为目前采样次数, maxDataTrials 为随机选取性质良好四点的最大次数, maxTrials 为实验的最大采样次数, N 为得到比例 p 所需的采样次数, t 为距离阈值, dis 为判断内点与出格点的准则。

在上述算法中以实际匹配点与其估计的匹配点之间的几何距离作为判决准则,以确定正确的匹配点,即“内点”。设点 p' 和 q' 分别为点 p 和 q 在各自对应图像中估计出来的对应点,则图像中一个点的实际匹配点到其估计匹配点之间的几何距离(图 2)定义为

$$\begin{aligned} d(p, p') &= d(p, H^{-1}q) = \|p - H^{-1}q\|, \\ d'(q, q') &= d(q, Hp) = \|q - Hp\|, \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示欧式距离。考虑到对称性,几何距离判决准则函数定义为

$$\begin{aligned} \text{dis} &= \sum_{i=1}^n [d_i(p_i, p'_i)^2 + d'_i(q_i, q'_i)^2] = \\ &= \sum_{i=1}^n (\|p_i - H^{-1}q_i\|^2 + \|q_i - Hp_i\|^2), \end{aligned} \quad (8)$$

若计算出的 dis 大于给定的距离阈值,则对应

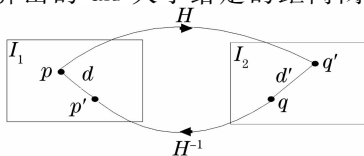


图 2 几何距离

Fig. 2 Geometrical distance

的匹配点被认为是出格点;若计算出的 dis 小于给定的距离阈值,则对应的匹配点被认为是“内点”,只有“内点”才适合计算变换矩阵 H 。

对随机采样符合算法的改进说明:

1) 存在一种归一化坐标系,在此坐标系下估计的变换矩阵优于其它坐标系。通过对数据进行归一化处理,可以提高算法的稳定性,减少噪声的干扰。归一化变换:1)对图像点做位移变换,使得图像的原点位于图像点集的质心;2)对图像点做缩放变换,使得图像点分布在以质心为圆心半径为 $\sqrt{2}$ 的圆中。定义由平移变换和尺度变换组成的归一化变换矩阵

$$\mathbf{T}_{\text{norm}} = \mathbf{T}_{\text{tran}} \mathbf{T}_{\text{scale}},$$

平移变换矩阵

$$\mathbf{T}_{\text{tran}} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -\bar{x} \\ 0 & 1 & -\bar{y} \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

其中 \bar{x} 和 \bar{y} 为点集的平均值;尺度变换矩阵

$$\mathbf{T}_{\text{scale}} = \begin{pmatrix} \frac{\sqrt{2}}{\text{rms}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\sqrt{2}}{\text{rms}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix},$$

其中

$$\text{rms} = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + (y_i - \bar{y})^2},$$

$$p_{\text{norm}} = \mathbf{T}_{\text{norm}} p_i = \mathbf{T}_{\text{norm}} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{pmatrix},$$

$$q_{\text{norm}} = \mathbf{T}_{\text{norm}} q_i = \mathbf{T}_{\text{norm}} \begin{pmatrix} \hat{x}_i \\ \hat{y}_i \\ 1 \end{pmatrix},$$

式中 i 表示第 i 个角点。

2) 本文采用文献[9]所提到的 DLT 算法估计变换矩阵,该法可得到更准确的参量。求解投影变换参量至少需要 8 个方程,需要在相邻的两幅图像中选取 $n(\geq 4)$ 对特征点对,特征对可以通过上述角点匹配过程获得。设图像 I_1 和 I_2 之间的投影变换为(以齐次坐标表示)

$$\begin{pmatrix} x'_i \\ y'_i \\ \omega'_i \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} h_0 & h_3 & h_6 \\ h_1 & h_4 & h_7 \\ h_2 & h_5 & h_8 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_i \\ y_i \\ \omega_i \end{pmatrix},$$

通过叉积方程可以表示为 $\mathbf{X}'_i \times \mathbf{H}\mathbf{X}_i = 0$ 其中 $\mathbf{X}'_i = (x'_i, y'_i, \omega'_i)^T$, 令 \mathbf{h}_j^T 表示 H 的 j 行,那么叉积方程可

以表示为 $Ah = 0$ 即

$$\begin{pmatrix} 0^T & -\omega'_i X_i^T & y'_i X_i^T \\ \omega'_i X_i^T & 0^T & -x'_i X_i^T \\ -y'_i X_i^T & x'_i X_i^T & 0^T \end{pmatrix} \begin{pmatrix} h_1 \\ h_2 \\ h_3 \end{pmatrix} = 0, \quad (9)$$

实际中通过对 A 进行 SVD 分解, h 的解就是 V 的值。

4 算法测试及结果分析

为测试该算法的优越性和适应性,选择建筑物和人物两组具有代表性的不同类型进行实验。实验条件: P4 3.0GHz, 512MB, WINXP, Matlab7.0。本算法各步骤的参量设置: 1) Plessey 角点检测: 高斯低通滤波器的模板为 6×6 , 标准差为 1, 兴趣值阈值 2200, 抑制非最大窗口为 7×7 ; 2) 粗匹配: 相关窗口为 3×3 , 对应搜索范围 d_u 和 d_v 分别被设为图像 I_2 的宽度和高度的 $1/4$, 中值滤波的窗口为 7×7 ; 3) 精匹配: 内点距离阈值 $t=0.01$ 。

第一组图为从不同角度拍摄的建筑物图, 重叠区域存在树叶、旗帜等运动的物体。两幅图大小均

为 250×170 像素, 与经典的基于频域的方法相比, 本文算法不会受到图像尺寸的限制, 而经典的基于频域的方法只能检测两幅具有 $2^n \times 2^n$ 的图像。

图 3 用改进 Plessey 进行角点检测, 分别提取了 164 和 206 个角点, 所提取角点有很好的一致性和重复性, 角点分别用“·”和“+”表示。图 4 对两幅角点提取图用双向最大相关系数进行粗匹配, 得到 65 个初匹配的对应点, 其中含有“出格点”(误匹配的角点)。将两幅图像对应的粗匹配角点叠加在一幅图上, “·”表示图 4(a)中的角点, “+”表示图 4(b)中的对应角点, 图中匹配成功的角点用线连接, 未能匹配的角点仍然分别用“·”和“+”标记。结果表明仍存在部分伪匹配(与主导方向不一致的连线)。图 5 为经过随机采样符合法对粗匹配结果进行提纯后得到 44 对特征点。可以看到那些伪匹配对已经被剔除, 实现了特征点的正确匹配。图 6 为根据估计出来的投影变换矩阵对图像图 3(a)进行逆向映射变换, 对比原始图和配准后图可以看到图 3(a)已变换到与图 3(b)同一坐标系下, 实现了配准。

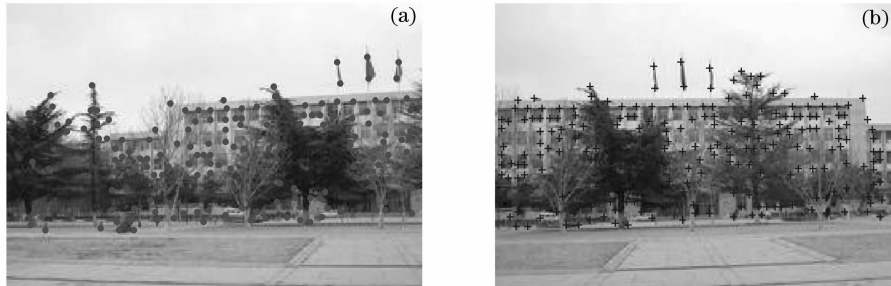


图 3 原始建筑物角点提取图

Fig. 3 Corner extraction in the images of building

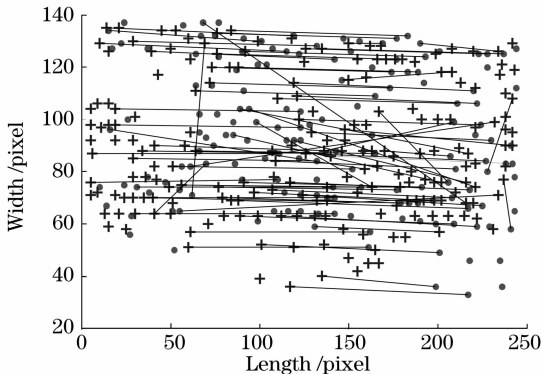


图 4 双向最大相关系数算法粗匹配对

Fig. 4 Rough matching by BGCC

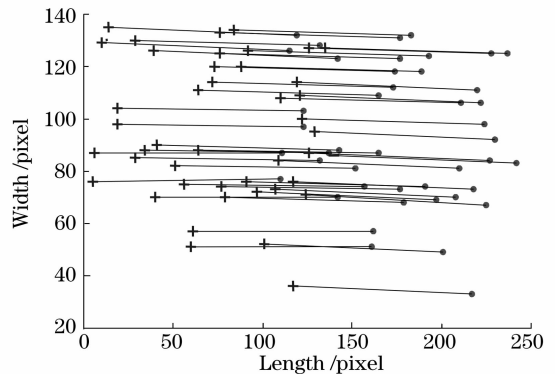


图 5 随机采样符合法精匹配对

Fig. 5 Exact matching by RANSAC

第二组图是对人物图像进行配准, 人物图像不同于建筑物, 角点提取困难, 而且本文所选图像相对于一般人物图像增加了难度, 具有明显缩放旋转, 皮

肤与帽子特性非常相似, 更容易出现伪匹配对。文献[4]算法存在旋转缩放时不能得到正确的配准图, 而实验验证本文算法能很好地适应这种情况, 得到

稳定准确的配准图。

图 7 对两幅图分别提取了 103 和 85 个角点, 图 8 为角点进行双向最大相关系数粗匹配, 得到 43 对初始匹配对应点, 其中出现了伪匹配, 像帽子与皮肤被错误地认为是一对匹配点对。经过 RANSAC 对粗匹配结果进行提纯后(图 9)得到 9 对精匹配特征点(为了更好的看到匹配点, 实验中将两幅图进行叠加), 其中错误的匹配点对已经被剔除。根据估计出来的投影变换矩阵, 对图像图 7(a) 进行逆向映射变换后得到效果很好的配准图, 如图 10 所示。

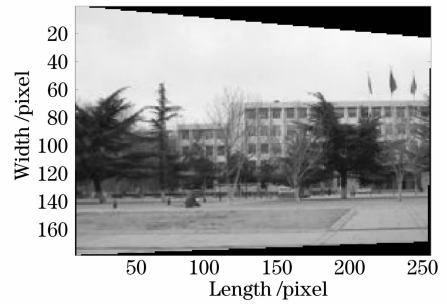


图 6 建筑物配准结果图
Fig. 6 Registered image of building

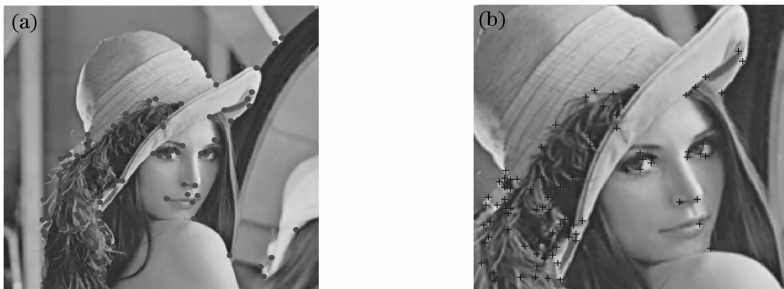


图 7 人物角点提取图
Fig. 7 Corner extraction in the images of person

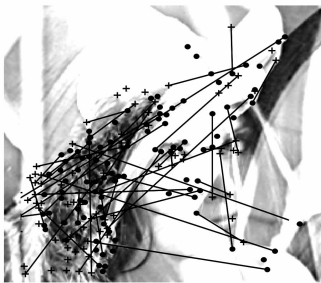


图 8 BGCC 算法粗匹配对
Fig. 8 Rough matching by BGCC



图 10 人物配准结果图
Fig. 10 Registered image of person



图 9 RANSAC 精匹配对
Fig. 9 Exact matching by RANSAC

为了对比算法性能, 给出定量的评定, 这里同时应用改进前后的配准算法来对第一组图(建筑物)进行配准实验, 原始算法采用无阈值算法提取角点(若使用原始 Harris 角点检测运行时间更长), 在匹配时没有进行坐标的归一化变换。算法比较如表 2 所示。

从表 2 可看出, 本文图像配准算法与原始图像配准算法相比较, 在运算时间和匹配率(精匹配与粗匹配特征点对比值)上都有较大提高, 采用 DLT 算法和归一化坐标避免了图像配准过程中变换矩阵不稳定导致的错误配准, 使算法的实用性大大加强。

表 2 两种方法对比
Table 2 Comparison between two algorithms

Algorithm	Number of corners in two images /pixel	Rough matching /pixel	Exact matching /pixel	Matching rate	Run time /s	Transform matrix
Original registration algorithm	368/509	103	46	45%	9.144	Unstable
Registration algorithm in this paper	164/206	65	44	68%	1.875	Comparatively stable

5 结 论

图像配准技术在大型航空照片和卫星遥感图像的镶嵌、环境监测、虚拟场景的构建和虚拟漫游、智能交通监控等诸多方面具有的重要意义。本文针对点匹配过程中误匹配以及实时性问题提出了一种稳健的特征点自动配准方法,对大量不同图片的实验结果表明,文中的算法速度快、错误匹配率低、适应性较强。该方法改进 Harris 角点检测法,使得到的角点分布均匀有效并且提高了算法的实时性。在 Harris 角检测器提取兴趣点的基础上提出用两级匹配方法来提取对应特征点对,这种方法能快速准确地提取出待配准图像中的对应特征对,很好地消除各种条件下的不良匹配,取得非常好的配准效果。

参 考 文 献

- Richard Szeliski. Video mosaics for virtual environments[J]. *IEEE Computer Graphics and Applications*, 1996, **16**(2): 22~30
- Zhengwei Yang, F. S. Cohen. Image registration and object recognition using affine invariants and convex hulls[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 1999, **8**(7): 934~946
- Zhang Qian, Liu Zhengkai, Pang Yanwei *et al.*. Automatic registration of aerophotos based on SUSAN operator[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2003, **32**(3): 245~250
- 张 迁, 刘政凯, 庞彦伟 等. 基于 SUSAN 算法的航空影像的自动配准[J]. *测绘学报*, 2003, **32**(3): 245~250
- Zhengyou Zhang, Rachid Deriche, Olivier Faugeras *et al.*. A robust technique for matching two uncalibrated images through the recovery of the unknown epipolar geometry [R]. INRIA Sophia-Antipolis, 1994. 1~38
- Wang Xiangjun, Wang Yan, Li Zhi. Fast target recognition and tracking method based on characteristic corner[J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(2): 360~364
- 王向军,王 研,李 智. 基于特征角点的目标跟踪和快速识别算法研究[J]. *光学学报*, 2007, **27**(2): 360~364
- C. Harris, M. Stephens. A combined corner and edge detector [C]. *Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference*, UK, 1988. 147~151
- Luigi Di Stefano, Stefano Mattoccia, Martino Mola. An efficient algorithm for exhaustive template matching based on normalized cross correlation [C]. *Proceedings of the 12th International Conference on Image Analysis and Processing*, Los Alamitos CA, USA, 2003. 322~327
- Charles V. Stewart. MINPRAN: A new robust estimator for computer vision [J]. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, **17**(10): 925~938
- Richard Hartley, Andrew Zisserman. *Multiple View Geometry in Computer Vision* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2003. 23~150